

(19)日本国特許庁 (JP)

(12) 公開特許公報 (A)

(11)特許出願公開番号

特開平6-119291

(43)公開日 平成6年(1994)4月28日

(51)Int.Cl. ¹	識別記号	序内整理番号	F I	技術表示箇所
G 0 6 F 15/00	F	7459-5L		
G 0 5 D 7/06	Z	9324-3H		
G 0 6 F 15/18		8945-5L		

審査請求・未請求 請求項の数1(全9頁)

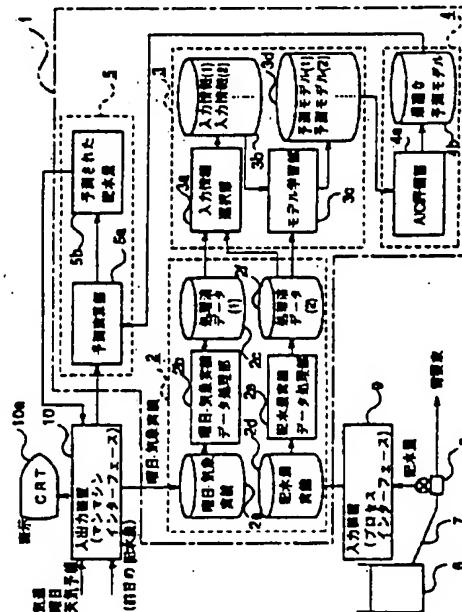
(21)出願番号	特願平4-267350	(71)出願人	000003078 株式会社東芝 神奈川県川崎市幸区堀川町72番地
(22)出願日	平成4年(1992)10月6日	(72)発明者	黒川 太 東京都府中市東芝町1番地 株式会社東芝 府中工場内
		(72)発明者	小林 主一郎 東京都府中市東芝町1番地 株式会社東芝 府中工場内
		(74)代理人	弁理士 鈴江 武彦

(54)【発明の名称】配水量予測装置

(57)【要約】

【目的】各需要家に対する日々の配水量を常時最良のニューラルネットワーク予測モデルでもって精度よく予測する。

【構成】データ処理部2で入力された曜日、配水実績、気象実績を予測モデルに入力するための入力情報にデータ変換し、予測モデル学習部3において、前記データ変換された複数の入力情報の中から複数種類の組合せを選択し、選択された入力情報の各組合せに対応する複数のニューラルネットワーク予測モデルをバックプロパゲーション法で構築する。そして、予測モデル評価部4で、先に構築された各ニューラルネットワーク予測モデルをAIC値を用いて評価して一つの最適ニューラルネットワーク予測モデルを選択する。最後に、配水量予測部5にて、選択されたニューラルネットワーク予測モデルを用いて当日の配水量を予測する。



1

【特許請求の範囲】

【請求項1】 入力された曜日、配水実績、気象実績をニューラルネットワーク予測モデルに入力するための入力情報にデータ変換するデータ処理部と、このデータ処理部から出力された複数の入力情報の中から複数種類の組合せを選択し、選択された入力情報の各組合せに対応する複数のニューラルネットワーク予測モデルをバックプロパレーション法で構築する予測モデル学習部と、この予測モデル学習部で構築された各ニューラルネットワーク予測モデルをAIC(赤池情報基準)値を用いて評価して一つの最適ニューラルネットワーク予測モデルを選択する予測モデル評価部と、この予測モデル評価部にて選択されたニューラルネットワーク予測モデルを用いて当日の配水量を予測する配水量予測部とを備えた配水量予測装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】 本発明は、経済的で安定した水供給を目的とし、上水道施設を計画的に運用するために必要とする配水量を予測する配水量予測装置に係わり、特に、最適な配水量予測モデルを選択することにより、配水量の予測精度を向上させた配水量予測装置に関する。

【0002】

【従来の技術】 净水場は凝集、沈殿、濾過という原理的に時間遅れが生じやすい多数の施設で構成されている。したがって、各需要家の使用水量が急激に変化しても、浄水場の配水量を急激に変化させる事はできない。したがって、毎日、当日の必要とする配水量を予め予測し、浄水場の日間運用計画を立てることが必要となる。1日の配水量は、天候、気温等の気象条件、曜日、祝祭日、5月連休、お盆、正月等の特異日等による社会生活条件に大きく影響される。

【0003】 このため、従来の配水量予測手法においては、曜日等の生活条件別に配水予測値を記憶したり、曜日と気象条件とを組合わせた配水量の統計モデルを作成して、この統計モデルにより、1日の配水量予測を補正していた。例えば、気温が高い日は配水量も多い。

【0004】 また、ニューラルネットワーク予測モデルを採用することによって、日々の実績値でもって、予測モデルを構成する各重み係数を順次最適値に補正しく手法も採用されている。

【0005】

【発明が解決しようとする課題】 しかしながら、単純に曜日等の生活条件別に配水量を記憶しておく手法や、統計モデルを用いた手法においては、日々得られる実績データを次の日の配水量予測に有效地に使用できない問題がある。

【0006】 また、ニューラルネットワーク予測モデルを用いた場合には、バックプロパレーション法を用いることによって日々得られる実績データを学習して次の日

2

の配水量予測に利用できるが、常に最適予測モデルでもって配水量予測を実施できるとは限らない問題がある。

【0007】 本発明はこのような事情に鑑みてなされたものであり、複数の入力情報から学習機能を有したニューラルネットワークにより複数の予測モデルを構築し、さらにその予測モデルを評価することによって、常に最適の予測モデルを用いて当日分の配水量を予測でき、配水量予測精度を大幅に向かう配水量予測装置を提供することを目的とする。

【0008】

【課題を解決するための手段】 上記課題を解消するために本発明の配水量予測装置は、入力された曜日、配水実績、気象実績をニューラルネットワーク予測モデルに入力するための入力情報にデータ変換するデータ処理部と、このデータ処理部から出力された複数の入力情報の中から複数種類の組合せを選択し、選択された入力情報の各組合せに対応する複数のニューラルネットワーク予測モデルをバックプロパレーション法で構築する予測モデル学習部と、この予測モデル学習部で構築された各ニューラルネットワーク予測モデルをAIC(赤池情報基準)値を用いて評価して一つの最適ニューラルネットワーク予測モデルを選択する予測モデル評価部と、この予測モデル評価部にて選択されたニューラルネットワーク予測モデルを用いて当日の配水量を予測する配水量予測部と備えたものである。

【0009】

【作用】 このように構成された配水量予測装置であれば、データ処理部において、配水量に影響を及ぼすと考えられる曜日、天候、気温、および前日の配水量等の多数の入力情報はニューラルネットワーク予測モデルに入力するための入力情報にデータ変換される。そして、データ変換された各入力情報を選択して複数の組合せが作られる。そして、作成された各組合せ毎にバックプロパレーション法を用いて重み係数を算出してそれぞれ個別のニューラルネットワーク予測モデルが構築される。

【0010】 そして、構築された複数のニューラルネットワーク予測モデルに対して、それぞれAIC値を求めて、この各AIC値でもって、一つの最適のニューラルネットワーク予測モデルを選択して、この選択された最適のニューラルネットワーク予測モデルを用いて当日の配水量が予測される。

【0011】

【実施例】 以下本発明の一実施例を図面を用いて説明する。

【0012】 図1は実施例の配水量予測装置の概略構成を示すブロック図である。この実施例の排水量予測装置は例えばコンピュータ等の演算処理装置1における各ソフト的手法によって構成されている。

【0013】 そして、この配水量予測装置は、大きく分けて、入力された各種データをニューラルネットワーク

40

50

3

予測モデルに入力するための入力情報にデータ処理するデータ処理部2と、複数のニューラルネットワーク予測モデルを有し、データ処理部2から出力されるデータ処理済み入力情報に基づいて各ニューラルネットワーク予測モデルを学習する予測モデル学習部3と、この予測モデル学習部3にて学習された各ニューラルネットワーク予測モデルを評価して、最適予測モデルを選択する予測モデル評価部4と、この予測モデル評価部4にて選択された予測モデルを用いて当日の配水量を予測する配水量予測部5とで構成されている。次に、上述した各部2～5の構成及び動作を順番に説明していく。

【0014】先ず、データ入力部2を説明する。この配水量予測装置は、図示するように、浄水池6から配水管7を介して各需要家に配水される当日（今日）の配水量を予測する。そして、配水管7に介接された配水流量検出器8で現在の配水量が検出され、入力装置（プロセスインターフェース）9を介してデータ処理部2内の記憶部2dに一旦蓄積される。従って、次の日になると、記憶部2dには前日の配水量実績が記録されていることになる。

【0015】また、CRT表示器10aとキーボードなどで構成されるマンマシンインタフェース等の入出力装置10には、前日の気温及び天候（実績）と、今日の気温及び天候（予測）と、前日及び今日の曜日とが入力される。なお、この入力装置10から前日の配水量（実績）が入力される場合もある。この入出力装置10へ入力された曜日気象等の各入力データはデータ処理部2内の記*

* 記憶部2aに一旦蓄積される。

【0016】記憶部2aに蓄積された曜日気象実績データは次の曜日気象実績データ処理部2bにて図2に示すニューラルネットワーク予測モデルに入力するための入力情報に変換される。なお、このニューラルネットワーク予測モデルに対する入力情報は0～1の間の数字に正規化して表記する必要がある。次に、各入力情報を正規化する手順を説明する。

(1) 曜日に関する情報

10 曜日は直接数字データに現せないので、日曜から土曜日を0、1ステップで刻んで表現する。

日曜…0. 2 月曜…0. 3 火曜…0. 4 水曜…0. 5

木曜…0. 6 金曜…0. 7 土曜…0. 8

(2) 天候に関する情報

【0017】天候も直接数字データで表現できなので、天候を晴、曇、雨の3種類に分類し、前日（実績）、当日（予測）の2日分のそれぞれの午前、午後について入力する。

20 晴…0. 8 曇…0. 5 雨…0. 2

(3) 最高気温に関する情報

気温は数字で表現できるので、次のデータ処理を施す。具体的には、最高気温の実績から平均 Θ_{max} と分散 $\sigma_{\Theta_{max}}$ とを(1)(2)式で演算する。

【0018】

【数1】

…(1)

$$\Theta_{max} = \sum_{i=1}^n \Theta_{max}(i) / n$$

$$\sigma_{\Theta_{max}} = \sum_{i=1}^n (\Theta_{max} - \Theta_{max}(i))^2 / (n-1) \quad \dots(2)$$

但し、 $\Theta_{max}(i)$: i日の最高気温実績 [°C] * n : データ数

Θ_{max} : 平均最高気温 [°C]

$\sigma_{\Theta_{max}}$: 最高気温の分布 [°C]

次に、平均最高気温からの偏差 $\Delta_{\Theta_{max}(i)}$ を(3)式で求める。

$$\Delta_{\Theta_{max}(i)} = (\Theta_{max}(i) - \Theta_{max}) / \sigma_{\Theta_{max}} \quad \dots(3)$$

但し、 $\Delta_{\Theta_{max}(i)}$: i日の最高気温からの偏り

★の実績から平均 Θ_{min} と分散 $\sigma_{\Theta_{min}}$ とを(4)(5)式で演算する。

40 【0020】

【数2】

(4) 最低気温に関する情報

【0019】最低気温に対しては前述した最高気温の場合と同様のデータ処理を実施する。すなわち、最低気温★

$$\Theta_{min} = \sum_{i=1}^n \Theta_{min}(i) / n \quad \dots(4)$$

$$\sigma_{\Theta_{min}} = \sum_{i=1}^n (\Theta_{min} - \Theta_{min}(i))^2 / (n-1) \quad \dots(5)$$

但し、 $\Theta_{min}(i)$: i日の最低気温実績 [°C] $\sigma_{\Theta_{min}}$: 最低気温の分布 [°C]

Θ_{min} : 平均最低気温 [°C]

50 n : データ数

次に、平均最低気温からの偏差 $\Delta \Theta_{mi}(i)$ を(6)式で求める。

$$\Delta \Theta_{mi}(i) = (\Theta_{mi}(i) - \Theta_{mim}) / \sigma \Theta_{mi} \quad \cdots (6)$$

但し、 $\Delta \Theta_{mi}(i)$: i日の最低気温からの偏り
このように、曜日気象実績データ処理部2 bでデータ処理された各処理済データ(1)は記憶部2 c内に一旦蓄積される。

(5) 前日の配水量に関する情報

※

$$Q_{v(i)} = [Q(i-1) - Q_{mi}] / (Q_{ma} - Q_{mi}) \quad \cdots (7)$$

但し、 $Q(i-1)$: (i-1)日の日配水実績 [$m^3/\text{日}$]

Q_{ma} : 最大日配水量 [$m^3/\text{日}$]

Q_{mi} : 最小日配水量 [$m^3/\text{日}$]

$Q_v(i)$: 正規化された前日の日配水量

n : データ数

次に、ニューラルネットワークの教示(出力)信号となる当日の配水量について説明する。

【0021】当日の配水量の特徴に関する情報を以下の★

$$Q_{te}(i) = (Q(i) - Q_{mi}) / (Q_{ma} - Q_{mi}) \quad \cdots (8)$$

但し、 $Q(i)$: i日の日配水実績 [$m^3/\text{日}$]

Q_{ma} : 最大日配水量 [$m^3/\text{日}$]

Q_{mi} : 最小日配水量 [$m^3/\text{日}$]

$Q_{te}(i)$: 正規化された i日の日配水量

n : データ数

正規化された配水量の各処理済データ(2)は記憶部2 fに一旦記憶される。次に予測モデル学習部3について説明する。この予測モデル学習部3は、入力情報選択部3 aとモデル学習部3 cと2つの記憶部3 b、3 dとで構成されている。

【0022】入力情報選択部3 aは、各記憶部2 c、2 fに記憶されている当日の配水量に影響を与えると考えられる正規化された各入力情報を任意に選択組合せてニューラルネットワーク予測モデルへ入力する。ここでは説明を簡単にするために、2つの入力情報(1)(2)の組合せを選択した場合を説明する。

【0023】先ず、図2に示すように、一方のニューラルネットワーク予測モデル(1)に対する入力情報(1)として、曜日、前日、当日の午前、午後の天候、最高気温、最低気温を選択する。

【0024】同様に、他方のニューラルネットワーク予測モデル(2)に対する入力情報(2)として、曜日、前日、当日の午前、午後の天候、最高気温、最低気温に加えて、前日の配水量を選択する。

【0025】そして、これらの選択された2種類の入力情報(1)(2)は一旦記憶部3 bに記憶される。さらに、この入力情報(1)(2)の各組合せに対して、それぞれ教示信号を当日の配水量とする前述した2種類のニューラルネット

※記憶部2 dに記憶された配水量実績は排水量実績データ処理部2 eでもって正規化される。すなわち、配水量は数字で示されるので、前日の配水量を(7)式に基づいて正規化して入力情報とする。

※

★方法で処理する。先ず、記憶部2 dに蓄積されている配水量実績のデータを配水量実績データ処理部2 eにおいて(8)式を用いて正規化する。

$$Q_{te}(i) = (Q(i) - Q_{mi}) / (Q_{ma} - Q_{mi}) \quad \cdots (8)$$

但し、 $Q(i)$: i日の日配水実績 [$m^3/\text{日}$]

Q_{ma} : 最大日配水量 [$m^3/\text{日}$]

Q_{mi} : 最小日配水量 [$m^3/\text{日}$]

$Q_{te}(i)$: 正規化された i日の日配水量

n : データ数

☆ットワーク予測モデル(1)(2)を構築する。実施例においては、図2に示すように、入力層と中間層と出力層との3層構造のニューラルネットワークに構成する。

【0026】ニューラルネットワーク予測モデルにおけるニューロン間の重み係数の学習は、モデル学習部3 cにおいて、周知のバックプロパゲーション手法を用いて実施される。この重み係数が学習された各ニューラルネットワーク予測モデル(1)(2)が一旦記憶部3 dに格納される。次に、バックプロパゲーション手法を用いて各重み係数の学習手順を順を追って説明する。

【0027】周知のように、バックプロパゲーション手法とは、階層型の構造を有したニューラルネットワークに対してネットワークの誤差が、出力層から入力層へ逆伝送していく学習方式である。なお、説明においては、各ニューラルネットワーク予測モデル(1)(2)を区別するサフィックスは省略されている。

(1) 入力層に、気象及び曜日にに関する情報を入力情報として、中間層及び出力層を以下のニューロンモデルに従って演算する。中間層の第jニューロンの出力 H_j は(9)式となる。

【0028】

【数3】

$$H_j = f \left(\sum_{i=1}^n W_{ij} \cdot I_i \right) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad \cdots (9)$$

但し、 I_i : 入力層第iニューロンの出力

ンの重み係数

W_{ij} : 入力層第iニューロンと中間層第jニューロンの重み係数

50 | : 入力層の数

m : 中間層の数
 $f(\cdot)$: 中間層のしきい値関数
 一方、出力層の第 k ニューロンの出力 O_k は(10)式とな*

$$O_k = \sum_{j=1}^m W_{jk} \cdot H_j \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad \cdots(10)$$

但し、 W_{jk} : 中間層第 j ニューロンと出力層第 k ニューロンの重み係数

m : 中間層の数
 n : 出力層の数

[0030] (2) 次に、出力層の第 k ニューロンの出力 Q_k と出力層の第 k ニューロンの教示信号 Y_k との二乗※

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk}(t) \quad \cdots(11)$$

$$\Delta W_{jk}(t) = -\varepsilon \cdot d_k(t) \cdot H_j(t) \quad \cdots(12)$$

$$d_k(t) = O_k(t) - Y_k(t) \quad \cdots(13)$$

但し、t : 学習回数

ε : 1回の修正の大きさを決めるパラメータ

d_k : 出力層の誤差

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t) \quad \cdots(14)$$

$$\Delta W_{ij}(t) = -\varepsilon \cdot d_i(t) \cdot I_i(t) \quad \cdots(15)$$

[0031]

$$d_i(t) = \left(\sum_{k=1}^m W_{jk}(t) \cdot d_k(t) \right) \cdot f' \left(\sum_{j=1}^1 W_{ij}(t) \cdot I_i(t) \right)$$

…(16)

但し、 d_i : 中間層の逆伝播誤差

$f'(\cdot)$: $f(\cdot)$ の微分関数

$$\Delta W_{jk}(t) = -\varepsilon \cdot d_k(t) \cdot H_j(t) + \alpha \cdot \Delta W_{jk}(t-1) \quad \cdots(17)$$

$$\Delta W_{ij}(t) = -\varepsilon \cdot d_i(t) \cdot I_i(t) + \alpha \cdot \Delta W_{ij}(t-1) \quad \cdots(18)$$

但し、 α は安定のためのパラメータである。このようにして得られた各重み係数が組込まれた各ニューラルネットワーク予測モデル(1)(2)は一旦記憶部 3 d に記憶される。次に、予測モデル評価部 4 について説明する。

[0032] この予測モデル評価部 4 は、予測モデル学習部 3 で得られた各ニューラルネットワーク予測モデル(1)(2)に対する評価を行う AIC 評価部 4 a と、最適と評価された方のニューラルネットワーク予測モデルを記憶する記憶部 4 b とで構成されている。

[0033] さらに、AIC 評価部 4 a は例えば図 2 に示すように構成されている。そして、この AIC 評価部 4 a においては、入力情報選択部 3 a にて選択された一対の入力情報(1)(2)に対応して、それぞれモデル学習部*

* る。
 [0029]
 【数 4】

※ 誤差の和を最小化するようにニューラルネットワークの各重み係数を修正して学習する。中間層と出力層との重み係数に対する学習においては、(11)(12)(13)式を用いて重み係数の偏差 ΔW_{jk} を求めて、最終的に各重み係数 W_{jk} を修正する。

★ 同様に、入力層と中間層との重み係数の学習においては、(14)(15)(16)式を用いて重み関数の偏差 ΔW_{ik} を求め、最終的に各重み係数 W_{ik} を修正する。

★ ★ 【数 5】

◆ さらに、振動を減らし、学習の収束を早めるために、(1) (2) 式を用いる。

$$\Delta W_{jk}(t) = -\varepsilon \cdot d_k(t) \cdot H_j(t) + \alpha \cdot \Delta W_{jk}(t-1) \quad \cdots(17)$$

$$\Delta W_{ij}(t) = -\varepsilon \cdot d_i(t) \cdot I_i(t) + \alpha \cdot \Delta W_{ij}(t-1) \quad \cdots(18)$$

* 3 c にて構築された各ニューラルネットワーク予測モデル(1)(2)において、学習したデータに対する同定誤差を e_{1i}, e_{2i} とし、予測モデルの構造物情報 P_1, P_2 を入力情報とし、それぞれの予測モデル(1)(2)に対する AIC (Akaike's Information Criteria : 赤池情報基準) の値を AIC 値計算部 4 aa にて算出する。次に、この各 AIC 値の具体的算出方法を説明する。

[0034] 先ず、一方のニューラルネットワーク予測モデル(1)から出力された配水量推定値 Y_{1i} と教示信号 (実績配水量) Y_i との偏差 e_{1i} の二乗和 E_{S1} を(19)(20)式にて算出する。

[0035]

【数 6】

$$E_{S1} = \sum_{i=1}^N (e_{1i})^2 \quad \cdots(19)$$

…(20)

但し、 Y_{1i} : 予測モデル(1)の配水量推定値
 Y_i : 教示信号 (実績配水量)

N : 教示信号数

50 次に、ニューラルネットワーク予測モデル(1)の AIC 値

A₁を次の(21)式にて算出する。

$$A_1 = N \cdot \ln(Es1/N) + 2 \cdot P_1 + C \quad \cdots(21)$$

但し、P₁：入力のニューロン数×中間層の
ニューロン数（任意）

C：P₁に無関係な定数（今回はC=0）

ln：自然対数の底

【0036】同様に、他方のニューラルネットワーク予測*

$$Es2 = \sum_{i=1}^N (e2i)^2 \quad \cdots(22)$$

$$e2i = Ye2i - Yi$$

但し、Ye2i：予測モデル(2)の配水量推定値

Yi：教示信号（実績配水量）

N：教示信号数

$$A_2 = k \cdot \ln(Es2/k) + 2 \cdot P_2 + C \quad \cdots(24)$$

但し、P₂：入力のニューロン数n-1×中間層
のニューロン数（任意）

C：P₁に無関係な定数（今回はC=0）

A₁ C値算出部4aaにて算出された各ニューラルネット
ワーク予測モデル(1)(2)に対する各A₁ C値A₁、A₂は
次の予測モデル選択部4abへ送出される。予測モデル選
択部4abは各A₁ C値A₁、A₂の大小関係に従って最
適ニューラルネットワーク予測モデルを次のように選択す
る。

(1) A₁ < A₂

【0038】この場合、ニューラルネットワーク予測モ
デル(1)の入出力間の偏差（誤差）に比較してニューラ
ルネットワーク予測モデル(2)の偏差の方が大きいと判断で
きる。各ニューラルネットワーク予測モデル(1)(2)間の相
違は、各入力情報(1)(2)における前日の配水量の有無の
みである。したがって、入力情報(2)に含まれる前日の
配水量は予測しようとする当日の配水量に影響を与えない
と判断できる。そして、この場合は、先のニューラル
ネットワーク予測モデル(1)を選択する。

(2) A₁ > A₂

【0039】この場合、逆に、入力情報(2)に含まれる
前日の配水量は当日の配水量に影響を与えると判断でき
る。この場合は、他方のニューラルネットワーク予測モ
デル(2)を選択する。

【0040】以上の処理を、例えば各入力情報の各要素
(曜日、天候、気温)に対して行うことにより、各入力
情報の出力情報への影響を調べて、入力情報を順番に決
定していく。

(3) A₁ = A₂

【0041】この場合、P₁、P₂の小さい方、すなわ
ち、構造が簡単な方のニューラルネットワーク予測モ
デルを選択する。このことは、入力数の少ない予測モ
デルや中間層の少ない予測モデルは複雑な予測モ
デルに比較して、実際の配水量を予測する場合の演算
処理速度が速くなる。予測モデル選択部4abにて選択された1つの最適

*モデル(2)から出力された配水量推定値Y_{2i}と教示信号
(実績配水量)Y_iとの偏差e_{2i}の二乗和E_{s2}を(22)(2
3)式にて算出する。

【0037】

【数7】

※次に、ニューラルネットワーク予測モデル(2)のA₁ C値
A₂を次の(24)式にて算出する。

$$2 \cdot P_2 + C \quad \cdots(24)$$

なニューラルネットワーク予測モデルは記憶部4bに記憶
される。

【0042】予測モデル評価部4にて選択された最適な
ニューラルネットワーク予測モデルは次の配水量予測部5
の予測演算部5aに入力される。この予測演算部5aは
入出力装置10から入力された当日及び前日の天候、
気温、曜日等の各種入力情報に基づいて前記選択されたニ
ューラルネットワーク予測モデルを用いて当日の配水予測
量を算出する。算出された配水予測量は一旦記憶部5b
に記憶されたのち入力出力装置10を介してCRT表示
器10aに表示される。

【0043】このように構成された配水量予測装置であ
れば、データ処理部1において、入出力装置10から
入力される配水量に影響を及ぼすと考えられる曜日、天
候、気温、および入力装置9から得られる前日の配水量
等の多数の入力情報から、入力情報選択部3aにて複数
の組合せを選択する。選択された各情報の組合せからなる
複数の入力情報(1)(2)における各入力情報(1)(2)に対し
て、それぞれ個別にバックプロパゲーション法を用いて
重み係数を算出して各ニューラルネットワーク予測モ
デル(1)(2)を構築する。

【0044】そして、構築された複数のニューラルネット
ワーク予測モデル(1)(2)に対して、それぞれA₁ C値を
求めて、この各A₁ C値でもって、一つの最適のニ
ューラルネットワーク予測モデルを選択して、この選択された
最適のニューラルネットワーク予測モデルを用いて当日の
配水量を予測している。

【0045】なお、いずれの入力情報の組合せが最良で
あるかは、この配水量予測装置が予測対象とする配水量
の需要構成や、夏、冬等の気象条件によっても変化す
ることが予想され、予め一義的に定められない。よっ
て、実施例装置のように、複数の組合せの中から最良
の組合せを自動的に選択することによって、常時最良
のニューラルネットワーク予測モデルでもって当日の配水
量を予測できる。

11

【0046】したがって、1種類の入力情報の組合せに對してのみバックプロパゲーション手法を用いて1種類のニューラルネットワーク予測モデルのみを構築していた従来手法に比較して、配水量の予測精度が格段に向上する。

【0047】なお、本発明は上述した実施例に限定されるものではない。実施例の入力情報の組合せを2種類としたが、組合せ数を増加することによって、選択の幅が広くなり、配水量の予測精度をさらに向上できる。また、ニューラルネットワーク予測モデルの中間層の数を変化させてAIC評価を実施することも可能である。

【0048】さらに、この排水量予測装置を、例えば電力需要予測や、ガス需要予測や、さらに天候や気候に左右される遊園地や行楽地の入場予測に適用することが可能である。

【0049】

【発明の効果】以上説明したように、本発明の配水量予測装置によれば、入力情報における複数の組合せに対し

12

てそれぞれニューラルネットワーク予測モデルを構築し、この構築された複数のニューラルネットワーク予測モデルの中から最良の予測モデルをAIC評価手法を用いて自動的に選択している。したがって、當時最良のニューラルネットワーク予測モデルでもって当日の配水量を予測できるので、配水量予測の予測精度を大幅に向上できる。

【図面の簡単な説明】

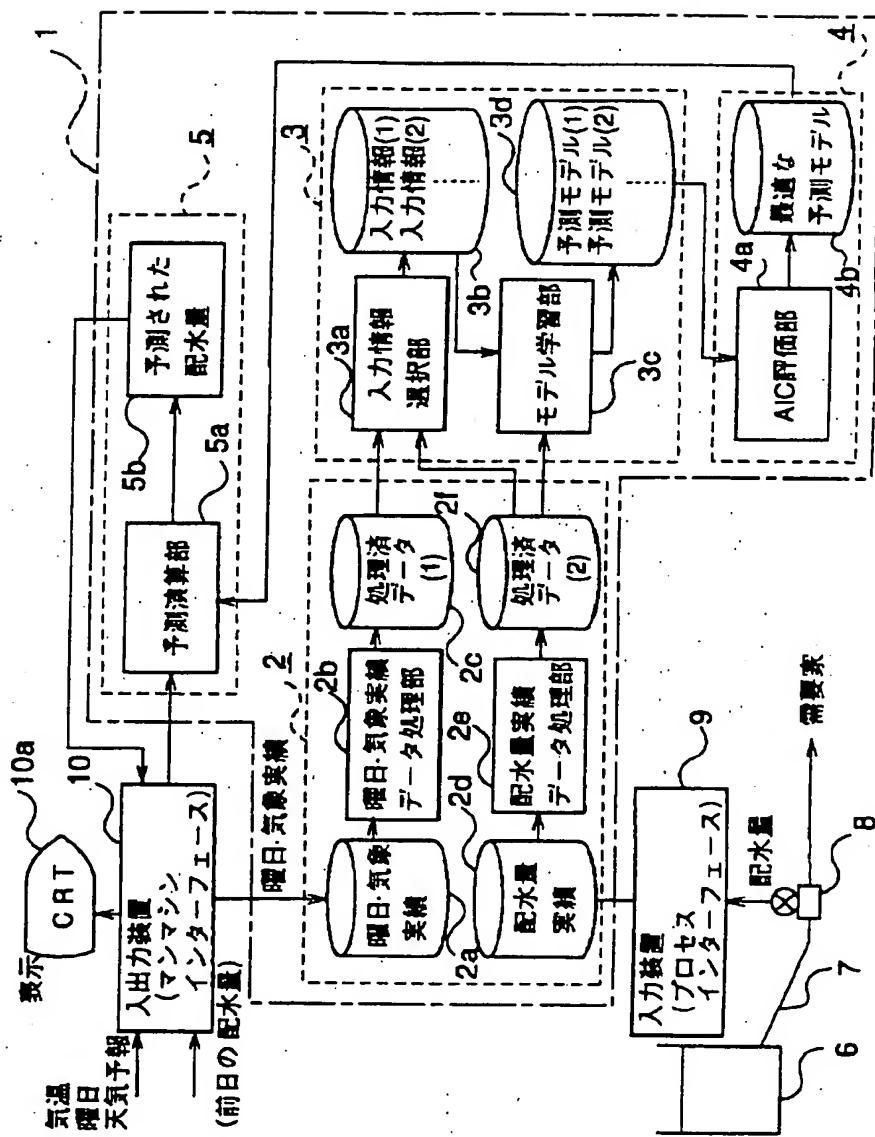
【図1】 本発明の一実施例に係る配水量予測装置の概略構成を示すブロック図。

【図2】 同実施例装置の予測モデル評価部の概略構成を示すブロック図。

【符号の説明】

2…データ処理部、3…予測モデル学習部、3a…入力情報選択部、3c…モデル学習部、4…予測モデル評価部、4a…AIC評価部、5…配水量予測部、6…浄水池、7…配水管、8…配水流量検出部、9…入力装置、10…入出力装置。

【図1】



[図2]

